Asenkron Motorun Çok Hedefli Tasarım Optimizasyonu

Filiz Şimşek[1] Faik Mergen[2]

[1,2]İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektrik Elektronik Fakültesi, Elektrik Mühendisliği Bölümü, İstanbul
[1]e-posta: filiz@elk.itu.edu.tr [2] e-posta: mergen@itu.edu.tr

Özet

Gerek imalatçı, gerek kullanıcı açısından motor ***performansının iyileştirilmesi ve maliyetin düşürülmesi büyük önem taşımaktadır. Üretim maliyetini azaltmak kullanılan malzeme miktarının azaltılmasıyla mümkün olacaktır. İşletme maliyetinin toplam maliyetin büyük bir kısmını oluşturması nedeniyle, işletme maliyetinin, motorda kullanılan aktif malzemelerin iyileştirilmesi ve motor tasarım değişkenlerinin optimizasyonu yoluyla azaltılması büyük önem taşır. Asenkron motorun tasarım optimizasyonu, çok hedefli, sınırlamalı ve doğrusal olmayan yapıdadır. Bu tarz problemlerin çözümü için türev gerektirmeyen yöntemlerin kullanımı uygundur. Bu çalışmada optimizasyon yöntemi olarak ısıl işlem benzeşimi kullanılmış ve asenkron motorun çok hedefli tasarım optimizasyonu için basit ve verimli bir yapay ısıl işlem algoritması geliştirilmiştir.*** *Sabit güçte, mevcut tasarıma göre daha yüksek verimli ,düşük hacimli ve sıcaklık artışı minimumlaştırılmış bir motor tasarımı gerçekleştirilmiştir*

1. Giriş

Enerji ve/veya maliyet fonksiyonlarının minimumlaştırılması, ekonomi, fizik, kimya, istatistik ve mühendislik problemleri gibi pek çok alanda, problem çözümünde kullanılan temel kavramlardan birisidir. Optimizasyon problemleri; bir F(X) fonksiyonunu, $g_i(X) \geq 0$ (i=1,2…m) ve $h_j(X)=b_j$ (i=1,2…k ve b_k=sbt) sınırlamaları altında en büyük veya en küçük yapacak $X=[x_1,x_2,\ldots,x_n]$ değerlerini bulmaktan ibarettir. Burada F(X) "hedef fonksiyonu", g ve h fonksiyonları ise kısıtlama olarak adlandırılır. Genel olarak, optimizasyon yöntemleri, X değişken vektörünün elemanlarını, hedef fonksiyonunda istenen değişikliği sağlayacak yönde değiştirmek yoluyla sonuca ulaşırlar.

F fonksiyonu tüm λ(0,1) değerleri için denklem1' i sağlıyorsa konveks yapıdadır. Fonksiyonların konveks yapıda olması durumunda, değer azalışının yönü türevle kolaylıkla tespit edilebilir, çünkü fonksiyonun sadece bir minimumu (veya maksimumu) bulunmaktadır.

$$F(\lambda x_i + (1-\lambda)x_j) \leq \lambda F(x_i) + (1-\lambda)F(x_j) \quad (1)$$

Öte yandan problem birden fazla minimuma sahip, konveks olmayan bir yapıdaysa başlangıç noktasına bağlı olarak türev işlemi ile bu minimumlardan herhangi birine ulaşılabilir ve bu nokta fonksiyonun yerel minimumu olabilir. Dolayısıyla gradyana dayalı klasik yöntemler bu tarz problemlerin çözümü için uygun olmayacaktır.

Bir problemin matematiksel formülasyonunun yapılamadığı, çözümün klasik yöntemlerle zor veya olanaksız olduğu durumlarda, optimizasyon probleminin çözümü için, hedef ve sınır fonksiyonlarının belirli bir noktada aldıkları değer haricinde herhangi bir analitik bilgiye ihtiyaç duymayan ve "Dolaysız Yöntemler" olarak adlandırılan yöntemler kullanılır. Hooke-Jeeve, Rosenbrock, Nelder-Mead Simplex yöntemleri, yaygın olarak kullanılan yerel direkt optimizasyon yöntemleridir [1]. Bu yöntemler başlangıç noktasına bağlı olarak farklı optimum noktalara yakınsar. Dolaysız yöntemlerin ikinci ana grubunu "Mutlak Optimizasyon Yöntemleri" oluşturur. Bu yöntemler verilen bir çözüm uzayı içerisinde hedef fonksiyonun başlangıç noktasından bağımsız olarak mutlak en küçük veya en büyük olduğu noktayı arar. Elde edilen sonucun gerçek mutlak optimum olup olmadığını sınayacak herhangi bir analitik yöntemin olmaması nedeniyle, bu yöntemler mutlak optimumun bulunması için istatistiksel yöntemlerden faydalanır. Mutlak ve dolaysız algoritmalar, diğer bir isimle yapay zekâ algoritmaları, esnek ve yüksek performanslı çözümler sağlar. Yapay Sinir Ağları (YSA), Genetik Algoritma (GA) ve diğer Evrimsel Hesaplama Yöntemleri, Yapay Isıl İşlem (YIS), Yapay Bağışıklık Algoritması gibi istatistiksel algoritmalar, bu algoritmalardan bazılarıdır [2].

Elektrik motorlarının tasarım optimizasyonu; doğrusal olmayan çok değişkenli ve çok hedefli, kısıtlamalı bir optimizasyon problemidir. Asenkron motor tasarımında birbiriyle çelişen beklentilerle karşılaşılmaktadır. Örneğin; düşük sıcaklık artışı ve küçük hacim beklentisi birbiriyle çelişecektedir. Çünkü azalan malzeme hacmi nedeniyle eşdeğer güçte daha büyük hacimdeki bir motora kıyasla sıcaklık artışı daha hızlı olacak, öte yandan ısı aktarım yüzey alanlarının azalması nedeniyle soğuma güçleşecektir. Yüksek güç beklentisiyle tasarlanmış bir motor kompaktlık gereksinimini karşılayamayacaktır. Motor momentinin akımla orantılı olması nedeniyle düşük kalkış akımında yüksek kalkış momenti elde etmek, ancak yüksek rotor dirençleriyle mümkündür. Ancak rotor direncinin yüksek olması motorun verimini düşürecektir. Demir kayıplarının azaltılması ve manyetik doymanın engellenmesi dişler ve boyunduruktaki manyetik akı yoğunluğunun azaltılmasıyla mümkündür. Diş genişliği arttırılarak manyetik akı yoğunluğu azaltılıp mekanik dayanıklılık arttırılabilir ancak bu durumda oluk derinliği ve buna bağlı olarak kaçak reaktans artacaktır. Sabit oluk genişlik ve derinliği için boyunduruk genişliğini arttırmak doyma riski ortadan kaldıracak ve demir kayıplarını azaltacak, ancak makine dış çapının ve kullanılan malzeme miktarı ve ağırlığının artışına yol açacaktır. Bu durumda tek bir optimum noktadan bahsetmek mümkün değildir. Dolayısıyla dolaysız yöntemler, asenkron motor tasarım optimizasyonu için uygun araçlar olarak ortaya çıkmaktadır.

Bu çalışmada 3 fazlı kısadevre kafesli asenkron motorun tasarım optimizasyonu için yapay ısıl işlem algoritması kullanılmıştır. Hedef fonksiyonunun türevlerine ihtiyaç duymayan dolaysız bir yöntem olduğu için gradyan bazlı yöntemlere göre daha az ara işlem gerektirir ve türev işleminden kaynaklanan hesap hatalarından muaftır. Çözümün doğruluğu başlangıç noktasından bağımsızdır ve çözüm uzayının konveks karakterde olması zorunlu değildir. Yapay Isıl İşlem Algoritması istatistiksel olarak mutlak minimumu bulmayı garantiler [3].

2. Isıl İşlem Benzeşimi

Bu yöntem ismini, metalürjide malzemelerin kafes yapısını iyileştirmek üzere kullanılan, belirli bir sıcaklığa kadar ısıtma ve sonra kontrollü bir biçimde soğutma işleminden almıştır. Isıtma kristal yapıdaki atomların başlangıçtaki minimum enerji seviyelerinde kopmasına ve daha üst enerji seviyeleri arasında rastlantısal geçişler yapmasına yol açarken, yavaş ve kontrollü soğutma başlangıçtaki enerji seviyesinden daha düşük bir enerji seviyesine, dolayısıyla daha kararlı bir konuma ulaşma şansını arttırmaktadır. Yapay ısıl işlem algoritmasında optimizasyon probleminin olası çözümleri, katının belli bir enerji seviyesinde moleküllerin hız, pozisyon, oryantasyon, vb özellikleri tarafından belirlenen durumlarına, söz konusu çözümler için hedef fonksiyonunun aldığı değerler ise enerji seviyelerine karşılık gelmektedir. Atomların mümkün olan en düşük enerji seviyesine ulaşması, problemin global optimum noktasının bulunması anlamına gelmektedir [4].

Yapay ısıl işlem algoritması ardışıl iyileşmeler esasına dayanan bir optimizasyon yöntemidir. Ardışıl iyileştirme stratejisinde belirli bir başlangıç noktasından itibaren, bu noktadaki hedef fonksiyonun değerinden daha iyi bir değer üretecek yeni bir noktaya ulaşıncaya kadar düzenlemeler yapılır. Ulaşılan yeni nokta bir sonraki araştırma işlemi için başlangıç noktasıdır. Çözüm uzayında hedef fonksiyonunun değerini iyileştirecek noktaları araştırma işleminde Monte Carlo (MC) yöntemleri kullanılabilir. En basit haliyle MC tamamıyla rasgele olarak atılan adımlar sonucu elde edilen örneklerden ibarettir. Tek koşul her bir adımda uzayın farklı bir bölgesinin araştırılıyor olmasıdır. 1953 yılında Nikolay Metropolis tarafından önerilen Metropolis Monte Carlo (MMC) araştırma yöntemi ise, araştırma uzayında atılan adımların etki örneklemesi kuralına uygun olarak yapılmasını öngörür [4,5]. Algoritmanın ilk adımı, uygun olan veya olmayan rasgele bir başlangıç çözümü $f(X_0)$ seçilmesidir. $f(X_0)$ çözümünden hareketle, bu çözümünün komşuluğunda bulunan farklı X noktaları arasında, hedef fonksiyonunun değerini en az yapan bir nokta aranacaktır. Belirli bir optimizasyon aşamasında X* ve bunun komşuluğunda bulunan N adet olası çözüm noktasında hedef fonksiyonunun alabileceği ortalama değer, örneklemenin Metropolis Monte Carlo algoritmasıyla yapılması durumunda elde edilebilir. Başlangıç noktasında hedef fonksiyonun değerinin (enerji seviyesinin) hesaplanmasının ardından rasgele bir hareketle yeni bir çözüm belirlenir ve ilk çözüme kıyasla "enerji seviyesi" daha düşükse (örneğin bir minimizasyon uygulamasında, hedef fonksiyonun aldığı değer daha düşükse), yeni çözüm olarak kabul edilir. Eğer yeni çözümün enerji seviyesi öncekinden daha yüksekse, kabul edilip edilmeyeceği denklem 1 ile verilmiş olan Metropolis kabul kriteriyle belirlenir.

$$P_{kabul} = \min(1, e^{-\Delta F / T})$$
(1)

P_{kabul}, atılan bir adım sonucu ulaşılan noktanın yeni başlangıç noktası olarak kabul edilme olasılığını göstermektedir. ΔF hedef fonksiyonlarının başlangıç noktası ile gelinen noktada aldığı değerler arasındaki farka eşittir. T ise "sıcaklık" olarak adlandırılan birimsiz bir kontrol parametresidir.

Yapay Isı İşlem Algoritması iç içe iki çevrimden oluşur. Dıştaki çevrim sıcaklık değiştirme planı uygular. İçteki çevrim belli bir sıcaklık değeri için bir çözümün komşuluğundaki belli sayıda noktada hedef fonksiyonu için minimum bir değer arar.
Tek hedefli yapay ısıl işlem algoritmasının temel adımları aşağıda verilmiştir.

1- Başlangıç noktası X, sıcaklık düşürme faktörü SDF ve iç ve dış çevrimlerin işlem sayısı ve durdurma kriteri belirlenir.
2- X için hedef ve eğer varsa kısıtlama fonksiyonlarının değerleri hesaplanır.
3- X değerinden hareketle X* noktası elde edilir ve XP için hedef ve eğer varsa kısıtlama fonksiyonlarının değerleri hesaplanır.
4- Eğer F(X*) < F(X) ise ve gerekli kısıtlamalar sağlanıyorsa X* çözümü kabul edilir, X= X* olarak arşivlenir ve 7. adıma gidilir
5- $P_{kabul} = \min(1, e^{-\Delta F / T})$ kabul olasılığı hesaplanır. PP uniform dağılımlı bir rasgele sayı olmak üzere P>PP ise XP çözümü kabul edilir, X= X* olarak arşivlenir.
6- P < PP ise X noktası mevcut çözüm noktası olarak korunur.
7- Adım uzunluğu değiştirme planına göre gerekiyorsa adım uzunluğu düşürülür.
8- Sıcaklık değiştirme planına göre, gerekiyorsa sıcaklık düşürülür.
9- 2–8 arası adımlar önceden belirlenmiş bir durdurma kriteri sağlanıncaya kadar tekrar edilir.

Teorik olarak mutlak optimum noktasının bulunması çözüm uzayındaki her bir noktanın incelenmesiyle mümkün olacaktır, dolayısıyla ilk sıcaklık, önerilen çözümün mümkün olan hemen her komşuluğunu ziyaret etmeye yetecek kadar büyük olmalıdır. Son sıcaklık olarak sıfır sıcaklığı seçilebilir veya önceden belirlenen bir kritere göre ardışıl iki sıcaklık değeri arasında sistemin hareketinde iyi ya da kötü yönde bir değişmeye rastlanmayıncaya kadar düşürülür. Isıl işlemde her bir sıcaklık kademesinde atomların ısıl dengeye ulaşabilmesi için belli bir süre beklenmelidir. Yapay ısıl işlemde bu, her sıcaklık değeri için belli sayıda iterasyon yapmaya karşılık gelir. İşlem sayısının aşırı boyutlara ulaşmaması için bu aşamada izlenecek temel strateji, çok sayıda sıcaklık kademesi için her bir kademede az sayıda iterasyonun yapılması veya sıcaklığın geniş aralıklarla değiştirilip her kademede çok sayıda iterasyon yapılması biçimindedir. Durdurma kriteri olarak son sıcaklık değeri, hedef fonksiyonunun ardışıl birkaç değeri arasındaki farkın önceden belirlenmiş bir ε değerinden daha küçük olması veya maksimum işlem sayısı seçilebilir.

Bu çalışmada başlangıç sıcaklığı T_0=100, son sıcaklık T_n=0 olarak seçilmiştir. Bu aralıkta sıcaklık değişiminin yavaş olması ve böylece çözüm uzayının daha ayrıntılı olarak incelenebilmesi için sıcaklık düşürme faktörü 1'e yakın seçilmiştir. Sabit sıcaklıkta atılan adım sayısı değişken sayısının iki katıdır ve her sıcaklık değeri için iki farklı adım uzunluğunda araştırma yapılmaktadır. Adım uzunluğunun başlangıç değeri

$$s^0_i=UL_i-AL_i \quad (3)$$

olarak seçilmiş olup k. adım değiştirme işleminde

$$s^k_i = s^{k-1}_i /(ADF)^k \quad (4)$$

değerini almaktadır. UL_i ve AL_i, i. bağımsız değişken için üst ve alt limitlerdir. ADF, adım uzunluğu düşürme faktörüdür ve değeri 1 den büyüktür. Adım uzunluğunun fazla azalıp, pratik olarak sıfıra düşmesi X* noktasının sabitlenmesine yol açacaktır. Bu nedenle ADF değeri mümkün olduğunca 1'e yakın seçilmelidir.

Asenkron motor tasarımını optimize etmek amacıyla yazılan programın işlevselliğini kontrol etmek amacıyla bazı çok bilinen test problemlerinin çözümü araştırılmıştır. Kıyaslama sonuçları Tablo 2. de verilmiştir ve bu sonuçlar yazılan algoritmanın tek ve çok değişkenli, çok değerli fonksiyonların optimumunu bulma konusunda başarılı olduğunu göstermektedir.

Tablo 1: Test fonksiyonları için elde edilen sonuçlar.

Fonksiyon	Gerçek Optimum	Hesaplanan Optimum
Hump (-5,5)	-5.9357	-5.9357
Brain 1(-5,5)	-1.0316	-1.0316
Brain 2(-10,10)	0	1.3081e–007
Rastrigin 2(-5,5)	0	1.5540e–007
Rastrigin 10(-5,5)	0	1.3817e–005

3. Asenkron Motor Tasarım Optimizasyonu

Asenkron motorun tasarım optimizasyonu için seçilen tasarım değişkenleri aşağıda verilmiştir. Parametrelerin değişim aralığı olarak mevcut değerin *±%50* si olarak tanımlanmıştır. Optimizasyon işlemi sabit güç ve moment için yapılmıştır.

x1:Stator uzunluğu
x2: Stator oluk kesiti
x3: Stator oluk derinliği
x4: Hava aralığı uzunluğu
x5: Rotor oluk genişliği
x6: Rotor oluk derinliği
x7: Hava aralığı akı yoğunluğu
x8: Stator iç çapı
x9:Stator dış çapı
x10:Kısadevre halka çapı.

.

Verim, ağırlık, maliyet, üretim ve işletme maliyeti, kalkış iyiliği, güç katsayısı, dişler ve boyunduruktaki akı yoğunluğu, kayma vb. performans büyüklükleri hedef fonksiyonu olarak seçilebilir. Aşağıda eşitsizlik formunda kısıtlama fonksiyonları verilmiştir. b_i değerleri sabit birer sayıdır.

$$-(b_1 - M_{yv}) \le 0$$
$$-(b_2 - \cos\varphi_n) \le 0$$
$$-(b_3 - M_D) \le 0$$
$$-I_{yv} - b_4 \le 0$$
$$-B - b_5 \le 0$$
$$-I_m - b_4 \le 0$$

Yapay Isıl İşlem algoritmasının literatürde en yaygın kullanımı ASA olarak bilinen bir paket programdır [6]. Tablo 2. de düşük stator sargı sıcaklığı için, bu çalışmada kullanılan algoritmanın ASA ve Matlab Genetik Algoritma (G.A) araç kutusu ile kıyaslaması verilmiştir. Hesap kolaylığı açısından motorun tüm noktalarındaki sıcaklık dağılımı yerine sargı sıcaklığının optimizasyonu tercih edilmiştir. Asenkron motorun ısıl açıdan en çok zorlanan kısmının stator sargısı olması nedeniyle de bu yaklaşım uygundur. Ayrıca stator sargı sıcaklığının azaltılması, diğer noktalarda da farklı mertebelerde sıcaklık düşüşünü sağlamaktadır. Tabloda t işlem süresi, T_{SARGI} stator sargı sıcaklığı, M_{YV} kalkış momenti, I_{YV} kalkış akımı, I_M mıknatıslanma akımıdır. Tablodan görüldüğü üzere her üç algoritmayla elde edilen sonuçlar birbirine çok yakındır. Isıl işlem algoritmasının rastlantısal sayılara dayalı işlem yapıyor olması nedeniyle farklı zamanlarda çok az da olsa farklı sonuçlar vermesi mümkündür. Dolayısıyla sonuçlar arasındaki fark anlamlı değildir.

Tablo 2: *Optimizasyon yöntemlerinin kıyaslanması.*

	Mevcut tasarım	Yapay ısıl işlem	ASA	G.A.
İşlem sayısı		2926	38286	1403
t (s)		17	191	12
T_{SARGI} (0C)	114.91	101.9	101.54	101.54
Verim	0.815	0.837	0.837	0.837
M_{YV} (N.m)	31.16	31.95	30.54	30.54
I_{YV} (A)	20.565	21.45	21	21
Kalkış iyiliği	1.52	1.488	1.445	1.455
Kütle (kg)	4.43	2.22	2.21	2.22
I_M (A)	2.628	1.98	1.99	1.97

Tek hedefli yapay ısıl işlem yönteminde, minimizasyon problemlerinin çözümünde F(X*) ≤ F (X) ise X* çözümünün kabul edilme olasılığı 1'dir. Aksi durumda 1'den küçük bir olasılıkla kabul edilebilir. Ancak çok hedefli optimizasyon probleminde karar mekanizması daha karmaşıktır. Eğer bütün j=1,2…M değerleri için $F_j(X^*) < F_j(X)$ eşitsizliğini sağlayan bir X* değeri varsa X* çözümü baskın çözümdür ve kabul edilme olasılığı 1 dir [7,8]. Hiçbir j değeri için bu eşitsizlik sağlanamıyorsa bu durumda X* çözümü 1 den küçük bir olasılıkla kabul edilebilir. X* bir

Hedef Kısıtlama	 Mevcut Tasarım	Sıcaklık Verim Ağırlık Myv>35,Im<3	Sıcaklık Verim Ağırlık Myv>35, Im<3
T_{SARGI} (0C)	114.91	103.02	102.89
Verim	0.815	0.837	0.837
M_{YV} (N.m)	31.16	36.5589	38.5028
I_{YV} (A)	20.565	22.9698	23.5723
Kalkış iyiliği	1.52	1.5916	1.6334
Kütle (kg)	4.43	2.3048	2.2418
I_M (A)	2.628	2.981	2.237

baskın olmayan çözüm ise, yani en az bir j değeri için $F_j(X^*) \leq F_j(X)$ elde ediliyorsa, bu durumda kabul edilme olasılığı λ_j normalize edilmiş, toplamları 1 olan rastlantısal sayılar olmak üzere

$$P = min(1, min(\lambda_j(F_j(X^*) - F_j(X))/T)) \tag{5}$$

denklemiyle hesaplanabilir [7,8]. Bu çalışmada hedef fonksiyonlarının optimum değerleri alt ve üst limitler arasında, kısıtlamaların sağlandığı bir çözüm grubu içinde aranmıştır. Başka bir deyişle X* noktasının hedef fonksiyonu için bir optimum noktası olup olmadığının belirlenmesi için öncelikle sınırlama fonksiyonu için $g(X^*) \leq 0$ koşulu aranmıştır. Bu yaklaşım ceza ve bariyer fonksiyonlarında olduğu gibi uygun bir ceza katsayısı veya normalizasyon gerektirmediği için basittir ve uygun katsayıların belirlenmesinde yapılabilecek yanlışlıklar nedeniyle oluşacak hataların önüne geçilmiştir. Tablo 3.'de en sağdaki sütun yalnızca baskın çözümleri aramak üzere tasarlanmış algoritma ile elde edilen değerler gösterilmektedir. Bu yaklaşımda eğer X* çözümü hiçbir j =1,2,M değeri için $F_j(X^*) < F_j(X)$ eşitsizliğini sağlayamıyorsa, X* noktasının kabul edilmesi bütün j değerleri için aşağıdaki eşitsizliğin sağlanmasına bağlıdır

$$Pj_{kabul} = e^{-((F_j(X^*) - F_j(X))/T})) > PP \tag{6}$$

Çok hedefli fonksiyonların ele alınmasında bir diğer yaklaşım hedef fonksiyonlarının ağırlıklı değerlerinin toplanmasıyla, çok hedefli problemin tek hedefli probleme dönüştürülmesidir [8].

$$F' = w_1 * F_1 + ...w_n \times F_n$$

Yukarıdaki denklemde w_i katsayıları, hedef fonksiyonunun nihai çözüm içinde istenen baskınlık derecesine göre seçilen ve toplamları bir olan ağırlık katsayılarıdır. Tablo 3' de 3. sütunda bu yöntemle elde edilen sonuçları göstermektedir. Hedef fonksiyonlarının ağırlık katsayıları eşit seçilmiştir. Az sayıda hedef ve kısıtlama fonksiyonun işlendiği durumda her iki yöntem arasında bir fark görülmemekle beraber, fonksiyon sayısı arttıkça ikinci yöntem daha üstün hale gelmektedir.

Tablo 3: *Optimizasyon sonuçları.*

4. Sonuçlar

Yazılan çok hedefli yapay ısıl işlem algoritmasıyla motor optimize edilmiştir. Bu işlemden elde edilen sonuç iyi bilinen bir yapay ısıl işlem algoritması olan ASA ve Matlab genetik algoritma araç kutusunun kullanılmasıyla elde edilen sonuçlarla kıyaslanmıştır. Sonuçlar arasında anlamlı bir fark bulunmamaktadır. Kullanılan algoritma ASA yazılımına göre son derece hızlıdır. Genetik algoritma yöntemine kıyasla optimimum sonucu bulmak %30 daha uzun sürmektedir. Avantajı ise çoklu hedef ve kısıtlama fonksiyonlarının herhangi bir ara işleme (normalizasyon, ağırlık, ceza ve bariyer katsayılarının hesabı vb.) gerek kalmadan işlenebilmesidir. Dolayısıyla bu işlemlerden kaynaklanabilecek hataların da önüne geçilmiş olmaktadır. Ancak hedef ve kısıtlama fonksiyonlarının sayısı arttığında bu yöntem işlem sayısını arttırmakta ve ağırlıklı toplam yöntemi avantajlı hale geçmektedir.

Yazılan algoritma ile sabit güçte asenkron motorun verim, sıcaklık ve ağırlığının tekli ve çoklu optimizasyonu çeşitli sınır koşulları altında gerçekleştirilmiştir. Problemin doğası gereği tek bir optimum noktadan bahsetmek mümkün değildir. Kalkış momenti ve mıknatıslanma akımı sınırlamaları altında sıcaklık, verim ve ağırlığın çoklu optimizasyonu durumunda en olumlu sonuçlar alınmıştır. Mevcut tasarıma kıyasla düşük hacim ve sıcaklıkta, yüksek verim ve kalkış iyiliğine sahip bir tasarım elde edilmiştir.

5. Kaynakça

[1]Bandler J.W., "Optimization methods for computer aided design", *IEEE Transaction on Microwave Theory, 1989.*

[2]Lewis R.M., (2000), Direct search methods: Then and now, *ICASE Report* NO.2000-26, 2000, Virginia.

[3]Karaboğa D., "Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları", 1. Basım, Atlas Yayın Dağıtım, 2005, İstanbul.

[4]Kirkpatrick S, Gellat C.D., Vecchi M.P., "Optimization by simulated annealing", *SCIENCE*, **220**, 4598, 671-681, 1983.

[5] Goffe L.W., "SIMANN: A Global Optimization Algorithm using Simulated Annealing", *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 1(3), 169-176, 1996

[6]İngber L., Adaptive Simulated Annealing Program Code, www.ingber.com, 31.01.2007.

[7]Suman B., "Simulated Annealing Based Multi – Objective Algorithms and Their Application for System Reliability", *Taylor&Francis, Eng.Opt.,* 35(4), 391–416, 2003.

[8]Lehnert R., Abdelfatteh H., Multi-case multi-objective simulated annealing (MC-MOSA): New approach to adapt simulated annealing to multi-objective optimization", *International Journal of Information Technology*, 4(3), 197-205, 2008.